



(19) BUNDESREPUBLIK

DEUTSCHLAND

DEUTSCHES
PATENTAMT(12) **Patentschrift**
(10) **DE 195 31 388 C 1**(51) Int. Cl.⁶:**H 03 H 21/00**

H 03 M 7/00

G 06 F 15/00

G 06 F 17/10

G 01 D 21/00

// H04R 25/00,A61B

5/04,5/055,H04S

1/00,G10L 5/06

(21) Aktenzeichen: 195 31 388.7-31
 (22) Anmeldetag: 26. 8. 95
 (43) Offenlegungstag: —
 (45) Veröffentlichungstag
 der Patenterteilung: 25. 7. 96

Innerhalb von 3 Monaten nach Veröffentlichung der Erteilung kann Einspruch erhoben werden

(73) Patentinhaber:

Schuster, Heinz Georg, Prof. Dr., 24118 Kiel, DE;
 Ehlers, Frank, 24635 Rickling, DE

(72) Erfinder:

gleich Patentinhaber

(56) Für die Beurteilung der Patentfähigkeit
 in Betracht gezogene Druckschriften:

EP 05 65 479 A1
 OPPENHEIM, Alan V., SCHAFER, Ronald W.:
 Discrete-Time Signal Processing, Englewood Cliffs,
 New Jersey, Prentice-Hall, Inc., 1989, S.768-825
 ISBN 0-13-216771-9;
 HAYKIN, Simon: Adaptive Filter Theory, 2nd ed.,
 Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice-Hall, Inc.,
 1991, S.722-756 ISBN 0-13-013236-5;

(54) Signaltrennungsverfahren und -einrichtung für nichtlineare Mischungen unbekannter Signale

(57) Die Erfindung ist ein Verfahren und eine Einrichtung zur Separierung eines Signalgemisches, bestehend aus der nichtlinearen Überlagerung von M unbekannten Signalen, dadurch gekennzeichnet, daß N (N ≥ M) unterschiedliche Mischungen der M Quellsignale inklusive eines eventuellen Störsignals einer Signalauswerteeinrichtung zugeführt werden, die durch eine statistische Analyse der Signale die nichtlinearen Übertragungsfaktoren bestimmt und mit diesen errechneten Faktoren die Mischung rückgängig macht, so daß die N Ausgänge der Signaltrennungseinrichtung die M Quellsignale ohne Überlagerungen enthalten. Dadurch wird erstmals die Behandlung nichtlinearer Gemische möglich, wobei nichtlinear bedeutet, daß die Quellsignale durch ein unbekanntes nichtlineares System gemischt werden. Das unbekannte System wird durch eine Volterra-Reihe beschrieben, und die Signaltrennungseinrichtung bestimmt die Koeffizienten der Volterra-Reihe. Mit derer Kenntnis ist eine Entmischung möglich, außerdem können die Koeffizienten in weiteren Analysen zur Orts- oder Geschwindigkeitsbestimmung der Signalquellen benutzt werden.

DE 195 31 388 C 1

DE 195 31 388 C 1

Beschreibung

1. Technisches Gebiet

5 In der Meßtechnik besteht fast immer das Problem, daß bei einer Messung nicht nur Signale einer einzelnen Quelle, sondern oft nur Mischungen aus den Signalen mehrerer Quellen durch die Detektoren aufgenommen werden können.

10 2. Stand der Technik

Eine Signaltrennung mit möglichst wenig a-priori-Information über die Signale wurde von Herault und Jutten in den folgenden Veröffentlichungen behandelt: C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromorphic architecture", Signal Processing, vol 24, No. 1 pp 1–10, July 1991; P. Comon, C. Jutten, J. Herault, "Blind Separation of sources, part II: Problems statement", Signal Processing, vol 24, No. 1, pp 11–20, July 1991, E. Sorouchyari, C. Jutten, J. Herault, "Blind Separation of Sources, part III: Stability analysis, ", Signal Processing, vol 24, No. 1, pp 21–29, July 1991. Dabei wird das Problem von mit konstanten Faktoren linear überlagerten, zeitlich unverzögerten, unabhängigen Signalen beschrieben. Wie sich herausstellt, funktioniert das Verfahren nicht mit Gaußverteilten Signalen, das sind zum Beispiel Sprache oder Musik.

In der Veröffentlichung von Molgedey und Schuster (Molgedey L und Schuster H. G. 1994: Separation of a Mixture of Independent Signals using Time Delayed Correlations, Phys. Rev. Lett. 72, 3634–3638.) wird die Trennung für unkorrelierte Signale, die zeitlich unverzögert linear überlagert sind, behandelt, die auch für Gauß'sche Quellen benutzt werden kann. Außerdem wird ein Verfahren zur Trennung von Mischung skizziert, bei denen die Quellsignale (zeitlich unverzögert) multipliziert sind.

Gilles Burell (Burell, Gilles 1992: Blind Separation of Sources: A Nonlinear Neural Algorithm, Neural Networks, Vol. 5, pp 937–) schlägt einen weiteren Ansatz für die Trennung von Gemischen aus unabhängigen Signalen vor, in dem ein neuronales Netz speziell für eine bekannte Art der nichtlinearen, zeitlich unverzögerten Mischungen konstruiert wird. Das Verfahren zum Finden der richtigen Parameter für die Entmischung ist dem Backpropagationsalgorithmus ähnlich.

In dem European Patent application number 93630032.6, date of filing 10.04.1992 by the inventors Ehud Weinstein and Daniel Yellin wird eine Signaltrennung für den Fall einer durch lineare Filter entstandenen Mischung unabhängiger und unkorrelierter Quellsignale beschrieben, und es werden zwei Berechnungsmöglichkeiten für die gesuchten Filter gegeben: 1. Eine iterative Lösung zweier "standard least square" Algorithmen und 2. ein rekursiver Algorithmus, der im Prinzip dem ersten äquivalent ist, aber weniger Rechenkapazität benötigt, dafür aber auch nicht exakt ist. Damit wird der von Platt und Faggin in (J. C. Platt and F. Faggin: Networks for the Separation of Sources that are Superimposed and Delayed, ed. John E. Moody "Advances in Neural Information Processing" Vol. 4, Morgan-Kaufman, San Mateo (1992).) vorgeschlagenen Algorithmus begründet und erweitert. In keiner uns bekannten Veröffentlichung wird das Problem einer a priori unbekannten nichtlinearen Mischung (Mischung durch ein beliebiges nichtlineares System) angeschnitten oder gar gelöst.

3. Zugrundeliegendes Problem

Die Erfindung betrifft ein Verfahren sowie eine Einrichtung zur Signaltrennung eines Signalgemisches der Form

$$\begin{aligned}
 y_s(t) = & \sum_{j=1}^M \int_0^\infty g_{1,j}^s(u_1) x_j(t-u_1) du_1 \\
 & + \sum_{k,l=1}^M \int_0^\infty \int_0^\infty g_{2,k,l}^s(u_1, u_2) x_k(t-u_1) x_l(t-u_2) du_1 du_2 \\
 & + \dots \\
 & + \sum_{m_1, \dots, m_n=1}^M \int_0^\infty \dots \int_0^\infty g_{n,m_1, \dots, m_n}^s(u_1, \dots, u_n) \\
 & x_{m_1}(t-u_1) \dots x_{m_n}(t-u_n) du_1 \dots du_n,
 \end{aligned}$$

60 das aus M unbekannten Quellsignalen $x_1(t) \dots x_M(t)$ besteht, die mit unbekannten Gewichtsfaktoren g_{n,j_1, \dots, j_n}^s in der angegebenen Weise gemischt sind. Ein Schema dazu stellt Fig. Nr. 1 dar. 1 steht für den unbekannten Teil, bestehend aus den Quellprozessen, deren Signale durch ein nichtlineares System G 2 gemischt werden. 3 zeigt den bekannten Bereich an. In 4 werden aus einer Analyse der Meßdaten die Quellsignale entmischt und stehen als Ausgänge u_1 und u_2 zur Verfügung. Das Verfahren kommt fast ohne Annahme über die Quellsignale und das nichtlineare Mischungssystem aus, bis auf die Bedingung, daß eine statistische Analyse der empfangenen Mischungen aus den Quellsignalen $y_s(t)$ genügend Information für eine Trennung liefert. Beispielsweise wird die zeitlich unverzögerte Überlagerung zweier Gaußverteilter weißer Rauschsignale $n_1(t)$ und $n_2(t)$ mit unterschied-

lichen konstanten Faktoren c_{12} und c_{21} in der Form

$$\begin{aligned} y_1(t) &= n_1(t) + c_{12}n_2(t) \\ y_2(t) &= n_2(t) + c_{21}n_1(t) \end{aligned} \quad (1)$$

nicht möglich sein, da $\langle y_1(t)y_2(t+\tau) \rangle = 0$ für $\tau \neq 0$ und alle Korrelationen der Form $\langle y^{n_1}(t)y^{m_2}(t+\tau) \rangle = 0$ für $m+n>2$.

Die Beschränkungen werden im Verlauf dieser Beschreibung klarer werden, aber da eine Veränderung der g^s_{n,m_1,\dots,m_n} durch eine geänderte Aufnahmetechnik möglich ist und da man es in den meisten Fällen mit der Trennung von Signalen, die Information enthalten, d. h. bei denen eine statistische Analyse höherer Ordnung Ergebnisse liefert, wie z. B. eine Trennung von Mischungen aus Sprache und Musik, zu tun hat, werden die Beschränkungen meistens ausräumbar bzw. vernachlässigbar sein.

4. Erfindung

Eine beliebige nichtlineare Mischung kann durch die folgende Form beschrieben werden:

$$\begin{aligned} y_s(t) &= \sum_{j=1}^M \int_0^\infty g_{1,j}^s(u_1).r_j(t-u_1)du_1 \\ &+ \sum_{k,l=1}^M \int_0^\infty \int_0^\infty g_{2,k,l}^s(u_1, u_2).r_k(t-u_1)x_l(t-u_2)du_1 du_2 \\ &+ \dots \\ &+ \sum_{m_1,\dots,m_n=1}^M \int_0^\infty \dots \int_0^\infty g_{n,m_1,\dots,m_n}^s(u_1, \dots, u_n) \\ &x_{m_1}(t-u_1) \dots x_{m_n}(t-u_n)du_1 \dots du_n, \end{aligned} \quad (2)$$

wobei die M Quellsignale $x_1(t) \dots x_M(t)$ unbekannt und mit unbekannten Gewichtsfaktoren g^s_{n,j_1,\dots,j_n} in der angegebenen Weise gemischt sind und wobei $t \in R$ ist. Dies ist die Form einer Volterra-Reihe. Entsprechend einem Theorem von Frechet kann jedes stetige Funktional mit einer beliebigen Genauigkeit durch eine Volterra-Reihe approximiert werden. Zu dieser Reihe gibt es auch ein zeitdiskontinuierliches Analogon, das eine Anwendung der Erfindung auf digitale Systeme zuläßt.

Im folgenden wird nur der Fall betrachtet, in dem $x_j(t), y_s(t), t \in R$ gilt. Eine Formulierung mit höherdimensionalen Variablen ist möglich, aber der eindimensionale Fall enthält alle wesentlichen Verfahrensschritte.

Das in dieser Erfindung beschriebene Verfahren besteht im wesentlichen aus zwei Schritten: Erstens werden die durch den wählbaren Grad der Nichtlinearität bei der Mischung eindeutig bestimmten nichtlinearen Gleichungen für ein gleitendes Zeitfenster gelöst und die Lösungen werden über die Zeit gemittelt, und zweitens wird ein aus einer genügend großen Anzahl von unterschiedlichen Kumulantenergien geschätzten Ausgangssignale $u(t)$ gebildetes Potential minimiert, wobei die zur Berechnung des Potentials nötigen Werte aus einem gleitenden Zeitfenster einer wählbaren Länge stammen.

Zu erstens:

Eine mehrdimensionale Fouriertransformation von 2 ist möglich, und man erhält:

$$\begin{aligned} Y_s(\vec{\omega}) &= \sum_{j=1}^M G_{1,j}^s(\omega_1)X_j(\omega_1) + \dots \\ &+ \sum_{m_1,\dots,m_n=1}^M G_{n,m_1,\dots,m_n}^s(\omega_1, \dots, \omega_n)X_{m_1}(\omega_1) \dots X_{m_n}(\omega_n), \end{aligned}$$

Genauso ist eine zeitvariable Fouriertransformation möglich, in der jeweils ein zeitlich begrenzter Ausschnitt der Größe $T \in R$ aus dem Gesamtverlauf der Signale herausgeschnitten und fouriertransformiert wird. Dann erhält man:

$$\begin{aligned} Y_s(\vec{\omega}, T) &= \sum_{j=1}^M G_{1,j}^s(\omega_1)X_j(\omega_1, T) + \dots \\ &+ \sum_{m_1,\dots,m_n=1}^M G_{n,m_1,\dots,m_n}^s(\omega_1, \dots, \omega_n)X_{m_1}(\omega_1, T) \dots X_{m_n}(\omega_n, T). \end{aligned}$$

Dabei ist vorausgesetzt, daß sich das System G so langsam ändert, daß diese Änderung bei der Berechnung der gesuchten Mischungsfaktoren vernachlässigt werden kann.

Um die Bedingungen zu formulieren, die die Quellsignale erfüllen müssen, damit das Verfahren im ersten Schritt angewendet werden kann, werden nun folgende Variablen definiert:

5 $i, j, k, N_0, N_1, N_2 \in \mathbb{N}$
 $\omega_{ij} \in \mathbb{R}$

$\tau_{ijk} \in \mathbb{R}$
 $(i_1, \dots, i_{N_0}) \in \{p \in \mathbb{N} \mid 1 \leq p \leq M\}^{N_0}$
10 $(j_1, \dots, j_{N_1}) \in \mathbb{N}^{N_1}$
 $(k_1, \dots, k_{N_2}) \in \mathbb{N}^{N_2}$
 $(\omega_{i_1 j_1}, \dots, \omega_{i_{N_0} j_{N_1}}) \in \mathbb{R}^{N_0 N_1}$
 $(\tau_{i_1 j_1 k_1}, \dots, \tau_{i_{N_0} j_{N_1} k_{N_2}}) \in \mathbb{R}^{N_0 N_1 N_2}$

15 Die Quellsignale müssen die folgenden Bedingungen erfüllen für einen genügend großen Bereich der oben definierten Variablen:

cum((3)

20 $X_{i_1}(\omega_{i_1 j_1}, T - \tau_{i_1 j_1 k_1}), \dots, X_{i_1}(\omega_{i_1 j_1}, T - \tau_{i_1 j_1 k_{N_2}}),$
 \dots
 $X_{i_1}(\omega_{i_1 j_{N_1}}, T - \tau_{i_1 j_{N_1} k_1}), \dots, X_{i_1}(\omega_{i_1 j_{N_1}}, T - \tau_{i_1 j_{N_1} k_{N_2}}),$
25 \dots
 $X_{i_{N_0}}(\omega_{i_{N_0} j_1}, T - \tau_{i_{N_0} j_1 k_1}), \dots, X_{i_{N_0}}(\omega_{i_{N_0} j_1}, T - \tau_{i_{N_0} j_1 k_{N_2}}),$
 \dots
30 $X_{i_{N_0}}(\omega_{i_{N_0} j_{N_1}}, T - \tau_{i_{N_0} j_{N_1} k_1}), \dots, X_{i_{N_0}}(\omega_{i_{N_0} j_{N_1}}, T - \tau_{i_{N_0} j_{N_1} k_{N_2}})$
 $) = 0.$

35 außer falls

$i_1 = i_2 = \dots = i_{N_0}$

und

40 $\omega_{i_1 j_1} = \dots = \omega_{i_{N_0} j_{N_1}}$

gleichzeitig gilt.

Nun geht es darum, die in der obigen Gleichung stehenden unbekannten Größen zu berechnen. Man benötigt dieselbe Anzahl an Gleichungen wie an unbekannte Größen. Daher soll mit obiger Gleichung für ausreichend unterschiedlich viele Verzögerungszeiten τ_0 bis τ_E ($E \in \mathbb{N}$) ein Gleichungssystem aufgestellt werden, d. h.:

50 $\langle Y_{s_0}(\bar{\omega}, T) Y_{s_1}(\bar{\omega}, T + \tau_0) \rangle = \dots$
 \vdots
 $\langle Y_{s_0}(\bar{\omega}, T) Y_{s_1}(\bar{\omega}, T + \tau_E) \rangle = \dots$ (4)

55 oder entsprechende Gleichungen, die sich durch das Bilden der Erwartungswerte von beliebigen Produkten der zeitvariablen Fouriertransformierten der empfangenen Signale $Y_s(\omega_1, \dots, \omega_n, T)$ und der zeitverzögerten zeitvariablen Fouriertransformierten der empfangenen Signale $Y_s(\omega_1, \dots, \omega_n, T - \tau_j)$ ergeben. Dadurch erhält man ein nichtlineares Gleichungssystem, das numerisch gelöst werden kann. Natürlich kann man durch die Berücksichtigung weiterer Werte für die Verzögerungszeiten τ_j mehr Gleichungen als unbedingt nötig aufstellen und dann die überbestimmten Lösungen einer Mittelwertbildung unterziehen.

An einem Beispiel soll nun die Verfahrensweise dieses ersten Schrittes gezeigt werden.

Das betrachtete System sei derart nichtlinear, daß gilt:

$$\begin{aligned}
 Y_1(\omega_1, \omega_2, T) &= X_1(\omega_1, T) + \\
 &G_{1,2}^1(\omega_1)X_2(\omega_1, T) \\
 &G_{2,1,2}^1(\omega_1, \omega_2)X_1(\omega_1, T)X_2(\omega_2, T) \\
 &G_{2,2,1}^1(\omega_1, \omega_2)X_2(\omega_1, T)X_1(\omega_2, T);
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Y_2(\omega_1, \omega_2, T) &= X_2(\omega_1, T) + \\
 &G_{1,1}^2(\omega_1)X_1(\omega_1, T) \\
 &G_{2,1,2}^2(\omega_1, \omega_2)X_1(\omega_1, T)X_2(\omega_2, T) \\
 &G_{2,2,1}^2(\omega_1, \omega_2)X_2(\omega_1, T)X_1(\omega_2, T).
 \end{aligned}$$

Dann ergeben sich durch das Bilden von Kreuzkorrelationen die folgenden Gleichungen ($0 \leq j \leq E$) für $\omega_1, \omega_2 \in R$ und $\omega_1 \neq \omega_2$:

$$\begin{aligned}
 \langle Y_1(\omega_1, \omega_2, T)Y_2(\omega_1, \omega_2, T + \tau_j) \rangle = & \\
 G_{1,1}^2(\omega_1)\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2}^1(\omega_1)\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{2,1,2}^1(\omega_1, \omega_2)G_{2,1,2}^2(\omega_1, \omega_2)\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{2,2,1}^1(\omega_1, \omega_2)G_{2,2,1}^2(\omega_1, \omega_2)\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle;
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \langle Y_1(\omega_1, \omega_2, T)Y_1(\omega_1, \omega_2, T + \tau_j) \rangle = & \\
 \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2}^1(\omega_1))^2\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2,1}^1(\omega_1, \omega_2))^2\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2,2}^1(\omega_1, \omega_2))^2\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle;
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \langle Y_2(\omega_1, \omega_2, T)Y_2(\omega_1, \omega_2, T + \tau_j) \rangle = & \\
 \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,1,1}^2(\omega_1))^2\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,1,2}^2(\omega_1, \omega_2))^2\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,2,1}^2(\omega_1, \omega_2))^2\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle.
 \end{aligned}$$

Entsprechend ergeben sich 3 weitere Gleichungen, wenn ω_1 und ω_2 vertauscht werden.

$$\begin{aligned}
 \langle Y_1(\omega_2, \omega_1, T)Y_2(\omega_1, \omega_2, T + \tau_j) \rangle = & \\
 G_{2,1,1}^2(\omega_2)\langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2}^1(\omega_2)\langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{2,1,2}^1(\omega_2, \omega_1)G_{2,1,2}^2(\omega_2, \omega_1)\langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2,2}^1(\omega_2, \omega_1)G_{2,2,1}^2(\omega_2, \omega_1)\langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle;
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \langle Y_1(\omega_2, \omega_1, T)y_1(\omega_2, \omega_1, T + \tau_j) \rangle = & \\
 \langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2}^1(\omega_2))^2\langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2,1}^1(\omega_2, \omega_1))^2\langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2,2}^1(\omega_2, \omega_1))^2\langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle;
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \langle Y_2(\omega_2, \omega_1, T)Y_2(\omega_2, \omega_1, T + \tau_j) \rangle = & \\
 \langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,1,1}^2(\omega_2))^2\langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,1,2}^2(\omega_2, \omega_1))^2\langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{2,2,1}^2(\omega_2, \omega_1))^2\langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle.
 \end{aligned}$$

Für ein Paar (ω_1, ω_2) mit $\omega_1 \neq \omega_2$ ergeben sich $6E$ Gleichungen für $12 + 4E$ unbekannte Größen.
Im Fall, daß $\omega_1, \omega_2 \in R$ mit $\omega_1 = \omega_2$ ist, ergeben sich durch das Bilden von Kreuzkorrelationen die folgenden Gleichungen ($0 \leq j \leq E$):

$$\begin{aligned}
 \langle Y_1(\omega_1, \omega_1, T)Y_2(\omega_1, \omega_1, T + \tau_j) \rangle = & \\
 (G_{2,1,1}^2(\omega_1))\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2}^1(\omega_1))\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 (G_{1,2,1}^1(\omega_1, \omega_1))G_{2,1,2}^2(\omega_1, \omega_1)\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2,2}^1(\omega_1, \omega_1)G_{2,2,1}^2(\omega_1, \omega_1)\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2,1}^1(\omega_1, \omega_1)G_{2,2,1}^2(\omega_1, \omega_1)\langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + & \\
 G_{1,2,2}^1(\omega_1, \omega_1)G_{2,1,2}^2(\omega_1, \omega_1)\langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle;
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \langle Y_1(\omega_1, \omega_1, T)Y_1(\omega_1, \omega_1, T + \tau_j) \rangle = \\
& \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& (G^1_{1,2}(\omega_1))^2 \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& (G^1_{2,1}(\omega_1, \omega_1))^2 \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& 5 (G^1_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1))^2 [X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j)] \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& G^1_{1,2,2}(\omega_1, \omega_1)G^1_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1) \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& G^1_{2,1,2}(\omega_1, \omega_1)G^1_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1) \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle; \\
& \langle Y_2(\omega_1, \omega_1, T)Y_2(\omega_1, \omega_1, T + \tau_j) \rangle = \\
& 10 \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& (G^2_{1,1}(\omega_1)) \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& (G^2_{2,1,2}(\omega_1, \omega_1))^2 \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& (G^2_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1))^2 \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& 15 G^2_{2,1,2}(\omega_1, \omega_1)G^2_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1) \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle + \\
& G^2_{2,1,2}(\omega_1, \omega_1)G^2_{2,2,1}(\omega_1, \omega_1) \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T + \tau_j) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T + \tau_j) \rangle.
\end{aligned}$$

Für ein Paar (ω_1, ω_2) mit $\omega_1 = \omega_2$ ergeben sich 3E Gleichungen für 6 + 2E unbekannte Größen.

Beim Aufstellen dieses Gleichungssystems wurde davon Gebrauch gemacht, daß die Quellsignale die folgenden Bedingungen entsprechend Gleichung (3) erfüllen:

20

$$\begin{aligned}
& cum(X_1(\omega_1, T), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_1(\omega_1, T), X_1(\omega_1, T - \tau), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& 25 cum(X_2(\omega_1, T), X_1(\omega_1, T - \tau), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_1(\omega_1, T), X_2(\omega_1, T - \tau), X_1(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_2(\omega_1, T), X_2(\omega_1, T - \tau), X_1(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& 30 cum(X_1(\omega_1, T), X_2(\omega_2, T), X_1(\omega_1, T - \tau), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_1(\omega_1, T), X_2(\omega_2, T), X_2(\omega_1, T - \tau), X_1(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_2(\omega_1, T), X_1(\omega_2, T), X_2(\omega_1, T - \tau), X_1(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& 35 cum(X_2(\omega_1, T), X_1(\omega_2, T), X_1(\omega_1, T - \tau), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0
\end{aligned}$$

für alle $\omega_1, \omega_2, \tau \in R$, und

$$\begin{aligned}
40 \quad & cum(X_1(\omega_1, T), X_1(\omega_2, T - \tau)) = 0 \\
& cum(X_2(\omega_1, T), X_2(\omega_2, T - \tau)) = 0
\end{aligned}$$

für alle $\omega_1, \omega_2, \tau \in R$ mit $\omega_1 \neq \omega_2$.

Damit gilt dann:

$$\begin{aligned}
45 \quad & \langle X_1(\omega_1, T)X_2(\omega_2, T)X_1(\omega_1, T - \tau)X_2(\omega_2, T - \tau) \rangle = \\
& \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T - \tau) \rangle \langle X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_2, T - \tau) \rangle; \\
& \langle X_2(\omega_1, T)X_1(\omega_2, T)X_2(\omega_1, T - \tau)X_1(\omega_2, T - \tau) \rangle = \\
& \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T - \tau) \rangle \langle X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_2, T - \tau) \rangle; \\
50 \quad & \langle X_1(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T - \tau)X_2(\omega_1, T - \tau) \rangle = \\
& \langle X_2(\omega_1, T)X_2(\omega_1, T - \tau) \rangle \langle X_1(\omega_1, T)X_1(\omega_1, T - \tau) \rangle;
\end{aligned}$$

für alle $\omega_1, \omega_2 \in R$. Außerdem gilt:

$$\begin{aligned}
55 \quad & \langle X_1(\omega_1, T)X_2(\omega_2, T)X_2(\omega_1, T - \tau)X_1(\omega_1, T - \tau) \rangle = 0; \\
& \langle X_2(\omega_1, T)X_1(\omega_2, T)X_1(\omega_1, T - \tau)X_2(\omega_1, T - \tau) \rangle = 0;
\end{aligned}$$

für alle $\omega_1, \omega_2 \in R$ mit $\omega_1 \neq \omega_2$.

Aufgrund von fehlerhaften Aufnahmen (zusätzliches Rauschen) bzw. Fensterungseffekten durch die zeitvariablen Fouriertransformation muß diese Berechnung für ein in geeignet großen Schritten über die Signale bewegtes Fenster wiederholt werden. Die entsprechenden Ergebnisse werden dann gemittelt, und die gemittelten Werte nähern sich so den wahren Werten an. Diese Annäherung kann aber viele Daten benötigen. Eine große Menge an Daten kann zu Problemen bei einer Realisierung führen, daher wird diesem ersten Schritt ein zweiter nachgestellt.

65 Zu zweitens:

Dieser zweite Schritt ist eine Anlehnung an die Methoden, die in der Signalverarbeitung mit neuronalen Netzen angewendet werden. Man konstruiert sich eine Kostenfunktion, die minimiert wird. Wenn das globale Minimum erreicht ist, hat man die optimalen Werte, in diesem Fall der Übertragungsfaktoren, gefunden. Für die Minimie-

rung einer Kostenfunktion stehen beim heutigen Stand der Technik eine große Anzahl von Methoden zur Verfügung, z. B. Gradientenabstieg oder Monte-Carlo-Simulationen. Ein Nachteil aller Verfahren ist aber, daß sie in lokalen Minima der Kostenfunktion steckenbleiben können; der Vorteil unserer Erfindung ist, daß durch die Startwerte aus dem ersten Schritt die Minimierung schon in der Nähe des globalen Minimums beginnen kann, denn bei dem Ende der Berechnungen des ersten Schrittes liegen für die Übertragungsfaktoren geschätzte Werte vor, die sich nur wenig von den gesuchten Werten für die wahren Übertragungsfaktoren unterscheiden und die für eine bessere Trennung weiter optimiert werden.

Mit der Methode der Potentialminimierung werden Effekte von zusätzlichen Rauchprozessen verringert.

Um die Bedingungen zu formulieren, die die Quellsignale erfüllen müssen, damit das Verfahren im zweiten Schritt angewendet werden kann, werden nun folgende Variablen definiert:

$$i, j, N_0, N_1 \in \mathbb{N} \quad (5)$$

$$\tau_{ij} \in \mathbb{R}$$

$$(i_1, \dots, i_{N_0}) \in \{p \in \mathbb{N} \mid 1 \leq p \leq M\}^{N_0}$$

$$(j_1, \dots, j_{N_1}) \in \mathbb{N}^{N_1}$$

$$(\tau_{i_1 j_1}, \dots, \tau_{i_{N_0} j_{N_1}}) \in \mathbb{R}^{N_0 N_1}$$

Die Quellsignale müssen die folgenden Bedingungen erfüllen für einen genügend großen Bereich der oben definierten Variablen:

$$\text{cum}($$

$$(6)$$

$$x_{i_1}(t - \tau_{i_1, j_1}), \dots, x_{i_1}(t - \tau_{i_1, j_{N_1}}),$$

...

$$x_{i_{N_0}}(t - \tau_{i_{N_0}, j_1}), \dots, x_{i_{N_0}}(t - \tau_{i_{N_0}, j_{N_1}})$$

$$) = 0,$$

außer falls

$$i_1 = i_2 = \dots = i_{N_0}$$

gilt.

Für den hier betrachteten Fall, die richtigen Übertragungsfaktoren zu finden, bilden wir eine Kostenfunktion derart, daß die Ausgänge eines adaptiven Filters $u_i(t)$ dieselben Bedingungen erfüllen müssen wie die Quellsignale $x_i(t)$, d. h. für eine genügend große Anzahl von Werten der in 5 definierten Variablen werden die Quadrate der Kumulantens aus 6, dabei werden die Quellsignale x durch die Ausgänge des Filters u ersetzt, aufsummiert, so daß eine Kostenfunktion entsteht, die minimiert wird. Optimierte werden dabei die Werte der Übertragungsfaktoren. Nach jedem Optimierungsschritt müssen die Werte für die $u_i(t)$ neu berechnet werden. Diese Berechnung kann im Zeit- oder Frequenzbereich erfolgen.

Zum Beispiel werden für den Fall, in dem folgende Mischung vorliegt:

$$Y_1(\omega) = X_1(\omega) + G_{12}(\omega)X_2(\omega) + K(\omega)X_1(\omega)X_2(\omega);$$

$$Y_2(\omega) = X_2(\omega) + G_{21}(\omega)X_1(\omega) + K(\omega)X_1(\omega)X_2(\omega)$$

die Ausgänge mit den geschätzten Werten für die Übertragungsfaktoren G^*_{12} , G^*_{21} und K^* berechnet durch Auflösen des Gleichungssystems:

$$Y_1(\omega) = U_1(\omega) + G^*_{12}(\omega)U_2(\omega) + K^*(\omega)U_1(\omega)U_2(\omega);$$

$$Y_2(\omega) = U_2(\omega) + G^*_{21}(\omega)U_1(\omega) + K^*(\omega)U_1(\omega)U_2(\omega)$$

nach $U_1(\omega)$ und $U_2(\omega)$.

Die durch das adaptive Filter zu minimierende Kostenfunktion V kann mit den Ausgängen $u_1(t)$ und $u_2(t)$ gebildet werden:

$$V = \sum_{\tau \in B} [\text{cum}(u_1(t), u_2(t + \tau))]^2 +$$

$$[\text{cum}(u_1(t), u_1(t + \tau), u_2(t + \tau))]^2 +$$

$$[\text{cum}(u_2(t), u_2(t + \tau), u_1(t + \tau))]^2 +$$

$$[\text{cum}(u_1(t), u_2(t), u_1(t + \tau), u_2(t + \tau))]^2 +$$

$$[\text{cum}(u_2(t), u_1(t), u_2(t + \tau), u_1(t + \tau))]^2,$$

wobei B eine endliche Menge reeller Zahlen ist.

5. Gewerbliche Anwendbarkeit

5 Die durchzuführenden Berechnungen benötigen eine hohe Rechenkapazität, die aber schon heute mit Mikroprozessoren bereitsteht. Eine in parallelen Schritten ausgeführte Verwendung des angegebene Verfahrens eröffnet auch für höherfrequente Probleme ein Echtzeitrealisierung. Im offline Betrieb läßt sich das Verfahren auf frei programmierbaren Mikroprozessoren implementieren.

10 Anwendungsmöglichkeiten liegen in einer Signaltrennung als Vorverarbeitungsschritt für eine automatische Spracherkennung, bei der Konstruktion technischer Hörhilfen, sowie in allen anderen akustischen Messungen, einschließlich die der Unterwasserakustik.

15 Außerdem sind medizinische Anwendungsmöglichkeiten bei Mehrkanalmessungen wie EEG oder MEG (Fig. Nr. 2) möglich, sowie bei Antennenfeldern für die Aufnahme elektromagnetischer Strahlung. Wie in der Fig. Nr. 2 dargestellt, werden magnetische Dipole im Gehirn 2 durch SQUIDs 3 gemessen, und die Signale werden einer Auswerteeinheit 1 zugeführt.

20 Diesen und allen weiteren denkbaren Anwendungsmöglichkeiten ist gemeinsam, daß sie der bisher linearen Theorie verschlossen bleiben, weil eine lineare Signaltrennung zu unbefriedigenden Ergebnissen führt, denn aufgrund der Detektortechniken haben fast alle Empfänger eine nichtlineare Kennlinie. Weiterhin sind bei einer Formulierung mit mehrdimensionalen Variablen Anwendungen in der Optik bzw. Bildverarbeitung möglich, in der auch bei der Aufnahme nichtlineare Effekte auftreten.

25 Darüber hinaus können die berechneten Werte auch zu einer Analyse des mischenden Systems benutzt werden, z. B. zur Quellenlokalisierung oder Bewegungsdetektion.

6. Vorteilhafte Auswirkungen

30 Neben den schon in dem Abschnitt Gewerbliche Anwendbarkeit genannten möglichen Erneuerungen gibt es noch eine weitere Verbesserung: Um mit der bisher linearen Methode zu arbeiten, werden Empfindlichkeitsbereiche der Detektoren auf ihren linearen Bereich verkleinert. Dies ist bei der nichtlinearen Methode nicht nötig.

7. Ausführung

35 Stellvertretend für alle anderen Probleme wird der Fall der Trennung akustischer Signale behandelt. Entsprechend Fig. Nr. 1 stellt der mit 1 bezeichnete Block dann einen unbekannten Prozeß bestehend aus zwei Schallquellen dar, deren Signale durch den Raum zu zwei Mikrofonen gelangen, deren aufgenommene Signale aufgezeichnet werden und die Grundlage der der Erfindung entsprechenden Berechnungen bilden. Der Block, der mit 3 gekennzeichnet ist, enthält alle bekannten Größen. Das System G ist nichtlinear, weil zum einen die Raumübertragung nichtlinear sein kann, zum anderen die Mikrofone mit ihren Verstärkern eine nichtlineare Kennlinie besitzen. Die berechneten Signale u_1 und u_2 sind den Quellsignalen x_1 und x_2 ähnlich, so daß ein automatisches Spracherkennungssystem mit der aus der Mischung herausgetrennten Sprache funktioniert. Dies ist in der Fig. Nr. 3 sichtbar. Dort sind in den oberen beiden Kästen die Mischsignale von Sprache und Musik aufgezeigt, wie sie sich bei einer Mikrofonaufnahme in einem kleinen Raum ergeben. Im untersten Kasten ist das aus dem Gemisch herausgetrennte Sprachsignal am Ausgang der Trennungseinrichtung, dessen Berechnung auf einem der Erfindung entsprechenden Verfahren basiert, dargestellt; mit dem untersten Signal ist eine fehlerlose automatische Erkennung mit einem kommerziellen automatischen Spracherkennender möglich, während derselbe Erkenner bei den oberen beiden Signalen jeweils drei Fehler liefert.

8. Figurenbeschreibung

50 Fig. Nr. 1: 1 steht für den unbekannten Bereich, bestehend aus den Quellprozessen, deren Signale durch ein nichtlineares System G 2 gemischt werden. 3 zeigt den bekannten Bereich an. In 4 werden aus einer Analyse der Meßdaten die Quellsignale entmischt und stehen als Ausgänge u_1 und u_2 zur Verfügung.

Fig. Nr. 2: Magnetische Dipole im Gehirn 2 werden durch SQUIDs 3 gemessene, und die Signale werden einer Auswerteeinheit 1 zugeführt.

55 Fig. Nr. 3: In den oberen beiden Kästen sind die Mischsignale von Sprache und Musik aufgezeigt, wie sie sich bei einer Mikrofonaufnahme in einem kleinen Raum ergeben. Im untersten Kasten ist das aus dem Gemisch herausgetrennte Sprachsignal am Ausgang der Trennungseinrichtung, dessen Berechnung auf einem der Erfindung entsprechenden Verfahren basiert, dargestellt; mit dem untersten Signal ist eine fehlerlose automatische Erkennung mit einem kommerziellen automatischen Spracherkennender möglich, während derselbe Erkenner bei den oberen beiden Signalen jeweils drei Fehler liefert.

60 Patentansprüche

1. Verfahren zur Separierung eines Signalgemisches der Form

$$\begin{aligned}
 y_s(t) = & \sum_{j=1}^M \int_0^\infty g_{1,j}^s(u_1) x_j(t-u_1) du_1 \\
 & + \sum_{k,l=1}^M \int_0^\infty \int_0^\infty g_{2,k,l}^s(u_1, u_2) x_k(t-u_1) x_l(t-u_2) du_1 du_2 \\
 & + \dots \\
 & + \sum_{m_1 \dots m_n=1}^M \int_0^\infty \dots \int_0^\infty g_{n,m_1,\dots,m_n}^s(u_1, \dots, u_n) \\
 & x_{m_1}(t-u_1) \dots x_{m_n}(t-u_n) du_1 \dots du_n,
 \end{aligned}$$

das aus M unbekannten Quellsignalen $x_1(t) \dots x_M(t)$ besteht, die mit unbekannten Gewichtsfaktoren g_{s,n,j_1,\dots,j_n} in der angegebenen Weise gemischt sind, für die Variable t soll gelten: $t \in R$, dadurch gekennzeichnet, daß ersten die durch den Grad der Nichtlinearität bei der Mischung eindeutig bestimmten nichtlinearen Gleichungen, die durch das Bilden von einer genügend großen Anzahl von unterschiedlichen Erwartungswerten von Produkten der zeitvariablen Fouriertransformierten der empfangenen Signale $Y_s(\omega_1, \dots, \omega_n, T)$ und der um τ_j zeitverzögerten zeitvariablen Fouriertransformierten der empfangenen Signale $Y_s(\omega_1, \dots, \omega_n, T-\tau_j)$ entstehen, für ein gleitendes Zeitfenster gelöst werden und die Lösungen über die Zeit gemittelt werden und daß zweitens ein aus einer genügend großen Anzahl von unterschiedlichen Kumulant aus den geschätzten Ausgangssignalen $u_i(t)$ und aus den um τ_j zeitverzögerten geschätzten Ausgangssignalen $u_i(t-\tau_j)$ gebildetes Potential minimiert wird, wobei die zur Berechnung des Potentials nötigen Werte aus einem gleitenden Zeitfenster einer wählbaren Größe stammen.

2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß über die Werte der Nichtlinearität g irgendwelche a-priori-Informationen bestehen, so daß die Berechnungen vereinfacht werden können.
3. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß $M = 2$ ist.
4. Verfahren nach Anspruch 1 bis 3, dadurch gekennzeichnet, daß über die Werte der Quellsignale x irgendwelche a-priori-Informationen bestehen, so daß die Berechnungen vereinfacht werden können.
5. Einrichtungen, dadurch gekennzeichnet, daß sie die Verfahren der Ansprüche 1 bis 4 in digitaler oder analoger Weise für eine Signaltrennung benutzen.

Hierzu 2 Seite(n) Zeichnungen

35

40

45

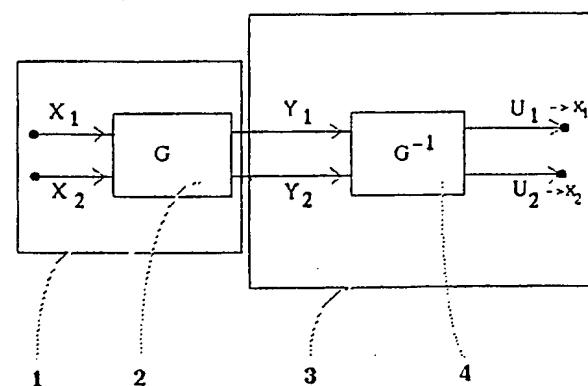
50

55

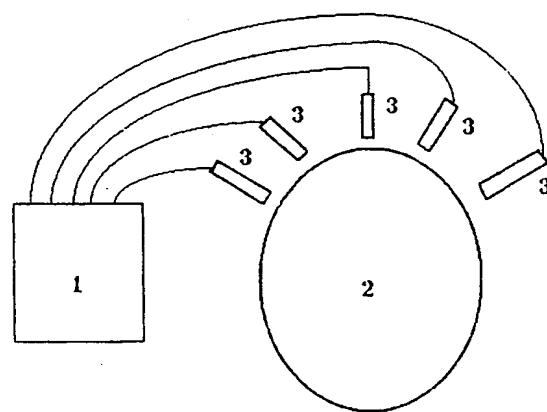
60

65

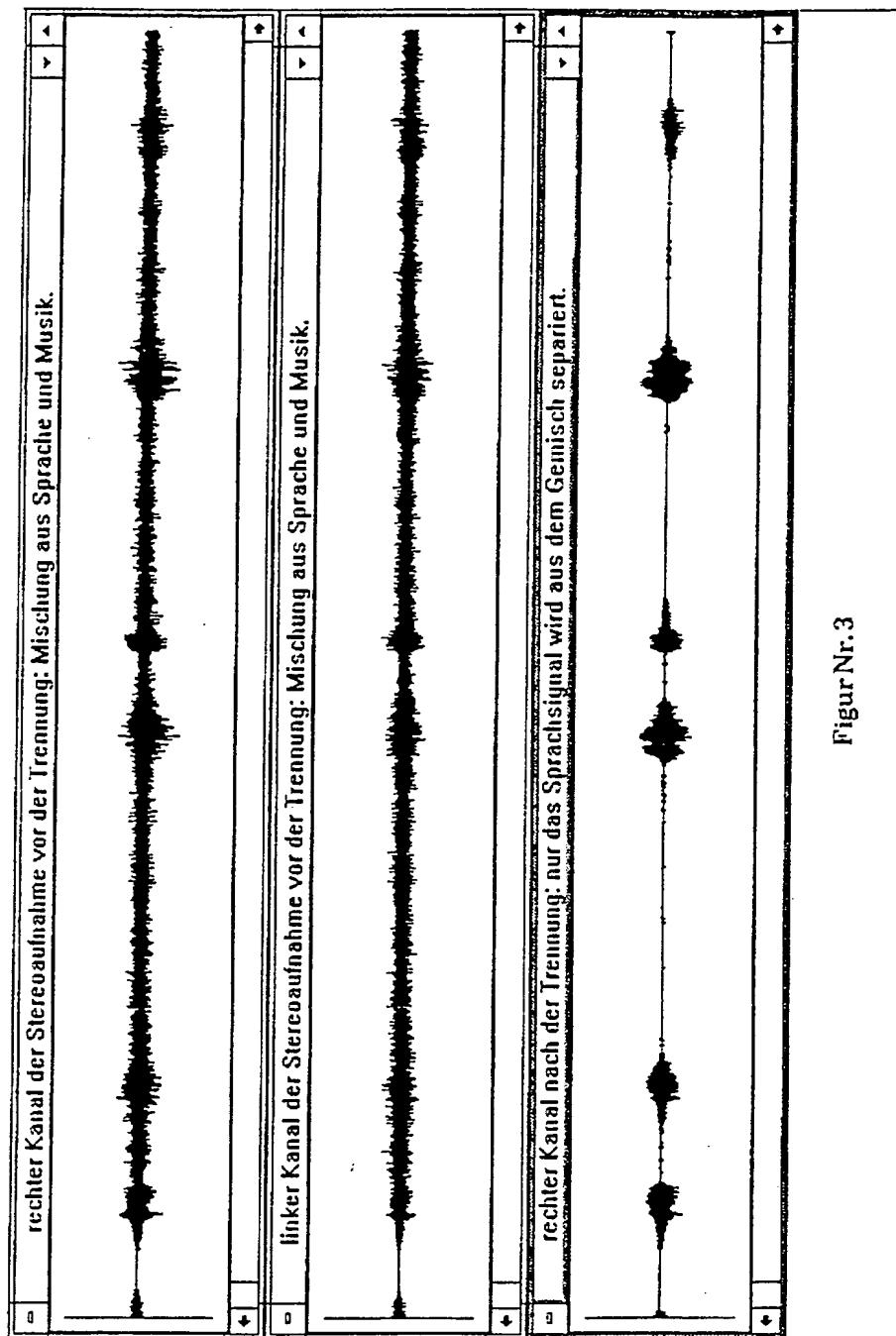
- Leerseite -



Figur Nr. 1



Figur Nr. 2



Figur Nr. 3